

**Vorträge**

**Variationsanalyse als Beitrag  
zur Sicherung zuverlässiger  
Prognosen in der virtuellen  
Produktentwicklung**

Johannes Will

# Variationsanalyse als Beitrag zur Sicherung zuverlässiger Prognosen in der virtuellen Produktentwicklung

Johannes Will

Dynardo GmbH, Weimar, Deutschland

## Zusammenfassung:

Eine schnelle Umsetzung von Produktinnovationen ist häufig der Schlüssel für Markterfolg und Wettbewerbsfähigkeit. Die daraus resultierende Innovationsgeschwindigkeit lässt sich nur mit virtueller Produktentwicklung erreichen. Eine konsequente Einführung virtueller Produktentwicklung verlangt in der Vorausentwicklung den massiven Einsatz numerischer Simulationsmethoden. Neben der Komplexität der Produkte steigt auch die Komplexität CAE-basierter Simulationsmodelle und Simulationsmethoden. Entscheidend für den Erfolg virtueller Produktentwicklung ist die Zuverlässigkeit der Simulationsergebnisse. Zur Sicherung einer ausreichenden Prognosefähigkeit der Simulationsergebnisse werden üblicherweise Variantenrechnungen einzelner Simulationsergebnisse sowie Validierungen einzelner Simulationsergebnisse an Versuchswerten herangezogen. In komplexen Simulationsmodellen verbleibt allerdings häufig eine hohe Unsicherheit, ob das Modell, welches mit einzelnen Messergebnissen abgeglichen werden kann auch noch prognosesicher ist, wenn kleine Änderungen eingeführt werden.

Es wird eine Methodik vorgestellt, wie mittels Variationsanalyse und folgender statistischer Auswertung die Zuverlässigkeit der Prognosen von Ergebnisgrößen untersucht werden kann sowie das Verhalten der numerischen Modelle an Erfahrungswerten oder Messergebnissen abgeglichen werden können.

Am Beispiel einer Robustheitsbewertung eines passiven Sicherheitssystems wird gezeigt, wie numerische Unzulänglichkeiten der Modelle identifiziert werden können. In der Folge können die numerischen Modelle gezielt verbessert und damit die Prognosequalität der Ergebnisse erhöht werden. Am Beispiel einer Sensitivitätsanalyse einer Werkzeugmaschine wird gezeigt, wie Variationsanalysen zur Identifikation der wichtigsten Zusammenhänge zwischen Optimierungsparametern und Performancegrößen verwendet werden. Die aufgefunden Zusammenhänge der numerischen Modelle bilden die Grundlage einer Validierung des Modelverhaltens an Erfahrungswerten und Messergebnissen.

Entscheidender Vorteil der vorgestellten Methodik im Vergleich zu herkömmlichen Verfahren der Variationsanalyse ist die weitgehende Unabhängigkeit des numerischen Aufwandes von der Anzahl der zu betrachtenden potentiellen Eingangsvariablen. In beiden Anwendungen wird gezeigt, dass die für die Problemstellungen wichtigen Zusammenhänge zwischen Eingangs- und Ausgangsvariation sicher aus einer Vielzahl möglicher Ursachen identifiziert werden können.

## Keywords:

Variationsanalyse, Robustheitsbewertungen, Sensitivitätsstudien, Zuverlässigkeit, Modellvalidierung, Bestimmtheitsmaße, optiSLang

## 1 Einleitung

Eine schnelle Umsetzung von Produktinnovationen ist häufig der Schlüssel für Markterfolg und Wettbewerbsfähigkeit. Die daraus resultierende Innovationsgeschwindigkeit lässt sich nur mit virtueller Produktentwicklung erreichen. Eine konsequente Einführung virtueller Produktentwicklung verlangt in der Vorausberechnung den massiven Einsatz numerischer Simulationsmethoden. Neben der Komplexität der Produkte steigt auch die Komplexität CAE-basierter Simulationsmodelle und Simulationsmethoden. Entscheidend für den Erfolg virtueller Produktentwicklung ist die Zuverlässigkeit der Simulationsergebnisse.

Zuverlässigkeit bedeutet in diesem Zusammenhang, dass die Simulationsergebnisse als valide Grundlage zur Bewertung der abzusichernden Produkteigenschaften verwendet werden können. Das stellt hohe Anforderungen an die Methodenplanung und an die numerischen Simulationsmodelle. Die Absicherung immer anspruchsvoller Produkteigenschaften in immer komplexeren numerischen Modellen verlangt ein hohes Maß an Modellvalidierung und damit einhergehendem numerischen Aufwand. Gleichzeitig verlangt der Marktdruck aber kürzere Entwicklungszeiten und Kosteneffizienz in der Vorentwicklung. Dieser Spagat ist wohl nur zu realisieren, wenn mittels fortlaufender Methodenplanung und -optimierung in Kooperation mit CAE-Dienstleistern und Softwareherstellern die primären Produkthanforderungen wirklich zuverlässig vorausberechnet werden können. Das heißt, die Prognosen der Vorausberechnung eignen sich für Entscheidungen und Freigaben in der virtuellen Produktentwicklung.

Zur Sicherung einer ausreichenden Prognosefähigkeit der Simulationsergebnisse werden üblicherweise Variantenrechnungen einzelner Simulationsergebnisse sowie Validierungen einzelner Simulationsergebnisse an Versuchswerten herangezogen. In komplexen Simulationsmodellen verbleibt allerdings häufig eine hohe Unsicherheit, ob das Modell, welches mit einzelnen Messergebnissen abgeglichen werden kann auch noch prognosesicher ist, wenn kleine Änderungen eingeführt werden. Schließt die Vorausberechnung auch die Prognose von Streuungen wichtiger Ergebnisgröße als Resultat streuender Eingangsgrößen ein, werden rechnerische Robustheitsbewertungen [1] durchgeführt und die Verifizierung und Validierung wird auf das Streuband der Ergebnisgrößen ausgedehnt. Dann beinhaltet der Abgleich auch das Modellverhalten bei Variation von Parametern.

Bei der Einführung der Robustheitsbewertungen in die virtuellen Produktentwicklungsprozesse konnte beobachtet werden, dass Robustheitsbewertungen als Zusatzprodukt wertvolle Beiträge zur Zuverlässigkeitsbewertung der Simulationsmodelle liefern. Die in den Robustheitsbewertungen identifizierten Zusammenhänge (Korrelationen) zwischen Eingangsvariation und Ausgangsvariation dienen als Verifikationsgrundlage gegenüber Erwartungshaltungen und Erfahrungswerten und sichern in immer komplexer werdenden numerischen Modellen die intellektuelle Kontrolle über die Simulationsergebnisse. Robustheitsbewertungen können darüber hinaus zur Quantifizierung des erklärbaren Anteils der Zusammenhänge mittels der Auswertung von Bestimmtheitsmaßen herangezogen werden. Im Umkehrschluss liefern die Robustheitsbewertungen damit eine Quantifizierung bisher unerklärlicher (zufälliger) Ergebnisvariation. Mit der Validierung der Zusammenhänge und der quantitativen Abschätzung der Bestimmtheit von Ergebnisgrößen können Robustheitsbewertungen damit einen entscheidenden Beitrag zur Qualitätssicherung numerischer Modelle leisten.

Auf den ersten Blick mag verwundern, dass Robustheitsbewertungen, die Streuungen in die Berechnungsmodelle einbringen zur Beurteilung der Zuverlässigkeit von Prognosen beitragen sollen.

Die in dieser Veröffentlichung diskutierten Robustheitsbewertungen verwenden spezialisierte Latin Hypercube Sampling Verfahren. Das Verfahren stellt eine spezielle Form der Variationsanalyse dar. Damit lässt sich eine Brücke zu herkömmlichen Methoden der Modellvalidierung bauen. Bei der einfachsten herkömmlichen Vorgehensweise zur Modellvalidierung werden Variantenrechnungen, in der Regel pro Parameteränderung eine Simulation, durchgeführt und ausgewertet. Allerdings wird die händische Vorgehensweise schon bei wenigen zu betrachtenden Variationen unübersichtlich beziehungsweise unpraktikabel. Wird die Vorgehensweise systematisiert, kommen so genannte Design of Experiments (DOE) zum Einsatz. Dort werden in systematischer Art und Weise die Designvarianten so ausgewählt, dass mittels Regressionsansätzen Approximationsmodelle (Response Surface Methoden - RSM) der Zusammenhänge generiert werden können. Der Aufwand für DOE und RSM steigt jedoch mit der Anzahl der zu betrachtenden Variablen und mit der Nichtlinearität der Zusammenhänge enorm an. Deshalb können mit DOE und RSM Variationsanalysen nur in relativ kleinen Designräumen (10 bis 15 Variablen) durchgeführt werden.

Entscheidender Vorteil der spezialisierten Latin Hypercube Verfahren in Kombination mit statistischen Korrelationsanalysen ist, dass die Anzahl der notwendigen Durchrechnungen nicht von der Anzahl der Variablen abhängt. Die Anzahl der notwendigen Durchrechnungen hängt von der tatsächlichen Dimensionalität des Zusammenhanges zwischen den einzelnen Ergebnisgrößen und den Eingangsvariationen sowie von der Nichtlinearität des Zusammenhanges ab. Weil die tatsächliche Dimensionalität des Zusammenhanges einzelner Ergebnisgrößen zur Menge der zu untersuchenden Variationen von Eingangsvariationen in der Regel klein ist, reichen bei praktischen Anwendungen häufig 100 bis 200 Durchrechnungen aus, um die wichtigsten Zusammenhänge sicher zu identifizieren und die Bestimmtheitsmaße zu bestimmen.

## **2 Grundlagen von Robustheitsbewertungen und Sensitivitätsstudien mittels Variationsanalyse**

Ursächlich werden rechnerische Robustheitsbewertungen zur Prognose streuender Ergebnisgrößen sowie zur Identifikation der Zusammenhänge zwischen streuenden Eingangs- und Ergebnisgrößen verwendet [1]. Dabei werden zur Robustheitsbewertung stochastische Berechnungsmethoden zur Generierung eines Sets möglicher Designrealisierungen in den Grenzen der Definition der Eingangsstreuungen (Zufälligkeitsraum) verwendet. Die generierten Designrealisierungen werden berechnet und anschließend wird die Streuungen (Variation) der Ergebnisse mit statistischen Maßen bewertet. Die mit Robustheitsbewertungen einhergehenden Korrelationsanalysen ermitteln darüber hinaus die Zusammenhänge zwischen der Variation von Eingangsparametern der numerischen Modelle und der resultierenden Variation wichtiger Ergebnisgrößen.

Die Vorgehensweise im Raum streuender Parameter von Robustheitsbewertungen lässt sich auf allgemeine Variationsräume übertragen. In der Tat ist die Variationsanalyse mittels Latin Hypercube Verfahren auch im Variationsraum von Optimierungsaufgabenstellungen [2] oder Aufgabenstellungen des Abgleichs zwischen Messung und Nachrechnung [3] sehr erfolgreich. Wird die Variationsanalyse im Raum möglicher Designänderungen durchgeführt, steht das Identifizieren der Zusammenhänge zwischen Designänderung und Ergebniswerten und damit das Validieren des Modellverhaltens im Vordergrund und man spricht von Sensitivitätsstudien.

### **2.1 Scannen des Variationsraums mit Latin Hypercube Sampling Methoden**

Die in dieser Veröffentlichung diskutierten Robustheitsbewertungen und Sensitivitätsanalysen verwenden spezialisierte Latin Hypercube Sampling Verfahren [4]. Das Latin Hypercube Sampling generiert im Designraum die Stützstellen so, dass die Verteilungsfunktionen beziehungsweise die Variationsbereiche der Eingangsvariation möglichst gut repräsentiert werden. Gleichzeitig wird gesichert, dass mit der gewählten Anzahl von Durchrechnungen der Fehler der bekannten Korrelationen von Eingangsvariablen minimiert wird. Damit scannen die Verfahren den Designraum mit der gewählten Anzahl von Stützstellen möglichst gut ab und die Stützstellensets eignen sich in besonderer Art und Weise für statistische Korrelationsanalyse.

### **2.2 Statistische Korrelationsanalyse**

Mittels Korrelationsanalyse wird geprüft, ob Zusammenhänge zwischen Eingangs- und Ausgangsvariation aus dem Stützstellenset identifiziert werden können. Hierfür werden paarweise Korrelationskoeffizienten zwischen Eingangs- und Ausgangsvariation bestimmt. Wie viel jeder identifizierte Zusammenhang zwischen einer Eingangsvariation und der dazugehörigen Ergebnisvariation zur Gesamtvariation der Ergebnisgröße beiträgt, wird über die Bestimmtheitsmaße abgeschätzt. Damit zeigen die Korrelationskoeffizienten einen nennenswerten Zusammenhang auf und die Bestimmtheitsmaße quantifizieren den Zusammenhang. In der Regel werden dabei lineare und quadratische Korrelationshypothesen geprüft.

Für eine detaillierte Beschreibung der Methodik wird auf die Literatur [5] beziehungsweise auf die optiSLang Manuals [4] verwiesen.

Von besonderer Wichtigkeit für die Beurteilung der Zuverlässigkeit der Simulationsergebnisse sind die Bestimmtheitsmaße der Ergebnisgrößen gegenüber allen Eingangsvariationen. Sind diese klein, kann die Ergebnisvariation nicht über die geprüften Zusammenhänge erklärt werden. Praktische Erfahrungen zeigen, dass Bestimmtheitsmaße linearer und quadratischer Korrelation unter 80% anzeigen, dass die Zuverlässigkeit und Plausibilität der Ergebnisgrößen überprüft werden sollte. Theoretisch können natürlich durchaus nichtlineare Zusammenhänge zwischen Eingangsvariation und Ausgangsvariation bestehen, sie sollten aber validiert werden. In praktischen Aufgabenstellungen

auch bei hochgradig nichtlinearen Aufgabenstellungen [6] konnte beobachtet werden, dass kleine Bestimmtheitsmaße häufig mit numerischen Problemen der Simulationsmodelle verbunden waren.

### **3 Anwendungsbeispiel Robustheitsbewertung passiver Sicherheitssysteme [7]**

Der Beitrag der Robustheitsbewertung zur Sicherung der Zuverlässigkeit der Simulation in der virtuellen Produktentwicklung wird am Beispiel der Auslegung passiver Sicherheitssysteme vorgestellt und diskutiert.

#### **3.1 Zur numerischen Robustheit von Crashtestberechnungen**

Die Untersuchung der numerischen Robustheit der Modelle von Crashtestberechnungen resultiert aus den Erfahrungen, dass schon das Variieren numerischer Parameter der Approximationsverfahren oder das Variieren nachweislich unwichtiger physikalischer Parameter zu großen Streuungen der Ergebnisgrößen führen kann, beziehungsweise manchmal offensichtlich unbrauchbare Ergebnisse erzielt werden können. Die aus den Näherungslösungen der numerischen Approximationsverfahren resultierende Streuung der Berechnungsergebnisse wird auch als numerisches Rauschen bezeichnet. Sollen in einer Robustheitsbewertung gegenüber in Natura auftretenden Streuungen n-Designs berechnet und deren Variation statistisch bewertet werden, stellt sich natürlich die Frage, welcher Anteil der Ergebnisvariation auf Probleme der Approximationsverfahren beziehungsweise der numerischen Modellierungen zurückzuführen ist.

Der quantitative Einfluss des numerischen Rauschens auf die Ergebnisgrößen kann über die Bestimmtheit der Robustheitsbewertungen gegenüber in Natura auftretenden Streuungen abgeschätzt werden. Ist das Bestimmtheitsmaß der Robustheitsbewertung hoch, verbleibt nur ein kleiner Anteil bisher nicht erklärbarer Variation, wovon eine Ursache numerisches Rauschen sein kann. Um die Bestimmtheit von Ergebnisgrößen als quantitatives Maß für die numerische Modellrobustheit zu nehmen, müssen die Bestimmtheitsanteile der gefundenen Zusammenhänge natürlich mit ausreichender statistischer Sicherheit geschätzt werden. Das formuliert Anforderungen an das Samplingverfahren, an die Anzahl der Durchrechnungen und an die statistischen Algorithmen zur Schätzung der Bestimmtheitsmaße[5]. Nach sehr positiven Erfahrungen der Abschätzung des Einflusses numerischen Rauschens über die Bestimmtheitsmaße von Robustheitsbewertungen, wird die Vorgehensweise ab 2006 für den Serieneinsatz im Hause BMW verwendet. Dabei konnten in der Regel bei „numerisch“ robusten Modellen Bestimmtheiten unter Berücksichtigung von linearen und quadratischen Zusammenhängen und nach Eliminierung von Ausreißern und Clusterungen von über 80% ermittelt werden. Sanken die Bestimmtheitsmaße deutlich unter 80 % war das ein Indiz, dass diese Ergebnisgröße ein hohes Maß an numerischem Rauschen aufwies. Ursachen hierfür waren Unzulänglichkeiten der Ergebnisextraktion, aber vor allem Unzulänglichkeiten der numerischen Modelle in Interaktion mit den numerischen Approximationsverfahren. Nach Reparatur der numerischen Modellierungen stiegen die Bestimmtheitsmaße in der Regel wieder auf über 80%.

Es sei darauf hingewiesen, dass es theoretisch nicht möglich ist, den Anteil numerischen Rauschens zweifelsfrei zu bestimmen. Der Umweg über das Ausschlussverfahren von linearen und quadratischen Zusammenhängen sowie des Einflusses von Ausreißern oder Clusterungen auf die Bestimmtheitsmaße ermittelt aber einen Rest „unerklärter“ Streuung der Ergebnisgrößen, die potentiell aus höherdimensionalen (kubisch, sinusförmig, etc.) Zusammenhängen, weiteren Nichtlinearitäten (Verzweigungspunkte) oder eben aus numerischem Rauschen herrühren. Von dieser Diagnose ausgenommen sind natürlich systematische Fehler oder das Unvermögen wichtige physikalische Effekte von Eingangsvariationen auf Ausgangsvariationen überhaupt abzubilden. Die grundsätzliche Prognosefähigkeit der numerischen Modelle muss mittels Verifikationen zu Versuchsdaten erfolgen.

#### **3.2 Robustheitsbewertung Lastfall USNCAP**

Seit Anfang 2006 werden bei der BMW AG rechnerische Robustheitsbewertungen mit optiSLang serienmäßig zu festgelegten Meilensteinen für alle relevanten Lastfälle zur Auslegung passiver Sicherheitssysteme durchgeführt [6]. Exemplarisch wird die Vorgehensweise an einem Lastfall vorgestellt. Für den Lastfall USNCAP (Frontcrash 56 km/h gegen starre Wand) wurde die Robustheit bezüglich wichtiger Bewertungsgrößen des Fahrer untersucht. Das Modell wurde im Mehrkörperprogramm MADYMO erstellt und berechnet. Die Robustheitsbewertung wurde mit optiSLang durchgeführt. Es werden wichtige Teile des Rückhaltesystems und der Dummy als Mehrkörper-Formulierung sowie eine finite Element-Formulierung für den Airbag verwendet. Das Simulationsmodell des Airbags wurde vom Zulieferer an Komponentenversuchen validiert und bei BMW in das Insassenmodell integriert.

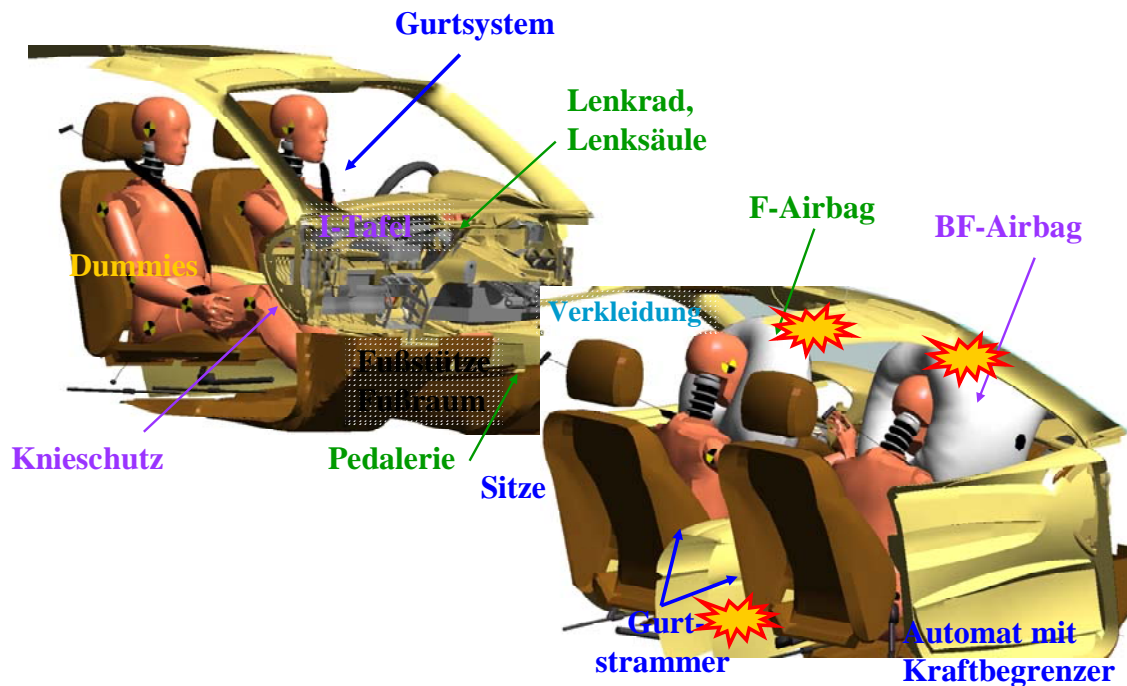


Abbildung 1: Simulation Frontaufprall Lastfall USNCAP

Zur Robustheitsbewertung wurden 200 Varianten mit Latin Hypercube Sampling erstellt und berechnet. Es wurden insgesamt 9 physikalische Parameter der MKS/FE-Modellierung variiert und 12 Dummyergebnisgrößen in der Robustheitsbewertung untersucht. Zur Definition der Streuungen wurden Normalverteilungen bzw. abgeschnittene Normalverteilungen verwendet. Folgende streuende Eingangsgrößen wurden in der Robustheitsbewertung berücksichtigt:

- Streuung der Zündzeitpunkte von Airbag und Kraftbegrenzer
- Streuung Sitzposition des Dummy
- Streuung Massenstrom, Permeabilität des Airbag
- Streuung Kraftbegrenzer
- Streuung Reibung zwischen Dummy und Airbag sowie zwischen Dummy und Gurt

Die Streuung folgender Ergebnisgrößen wurde in der Robustheitsbewertung analysiert.

- Head resultant acceleration 3 ms
- Chest resultant acceleration 3 ms
- Pelvis resultant acceleration 3 ms
- HIC15 head injury criterion 15 ms
- HIC36 head injury criterion 36 ms
- Viscous criterion
- Shoulder belt force
- Chest deflection maximum
- Head x- / z-displacement
- Femur compression left / right

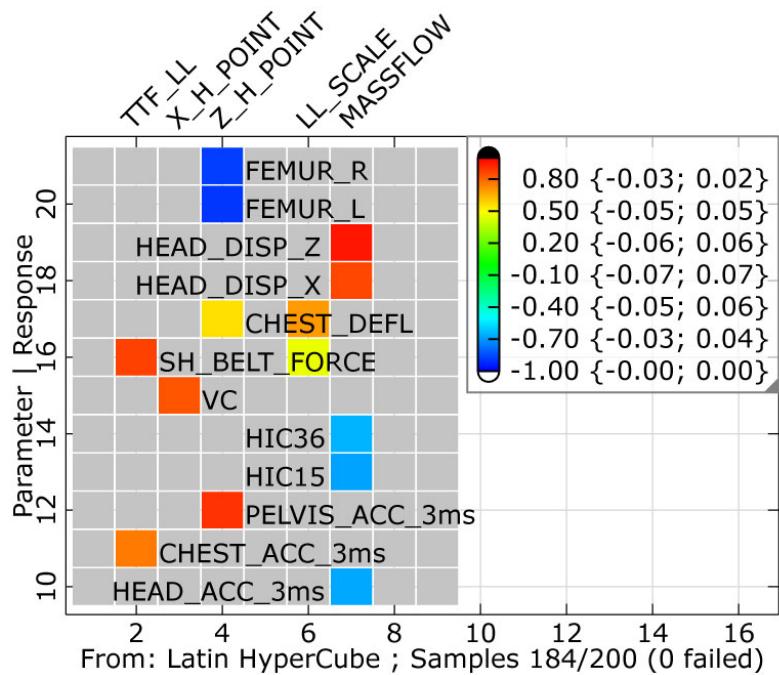


Abbildung 2: Lineare Korrelationsstruktur

Von den 9 streuenden Eingangsstreuungen besitzen nur 5 Eingangsgrößen nennenswerte Korrelationen zu den Ergebnisgrößen. In der Matrix der linearen Korrelationen (Abbildung 2) konnten für alle wichtigen Bewertungsgrößen lineare Abhängigkeiten mit einem Korrelationskoeffizienten > 0.50 zu Eingangsstreuungen ermittelt werden. Für die meisten Ergebnisgrößen konnten hohe Bestimmtheitsmaße (>80%) linearer bzw. quadratischer Korrelation (siehe Abbildung 3 mit 97 % Bestimmtheit für das Maximum der Oberschenkelkräfte) ermittelt werden. Die wichtige Ergebnisgröße HIC36 zeigte allerdings nur ein Bestimmtheitsmaß von 66 % (Abbildung 4).

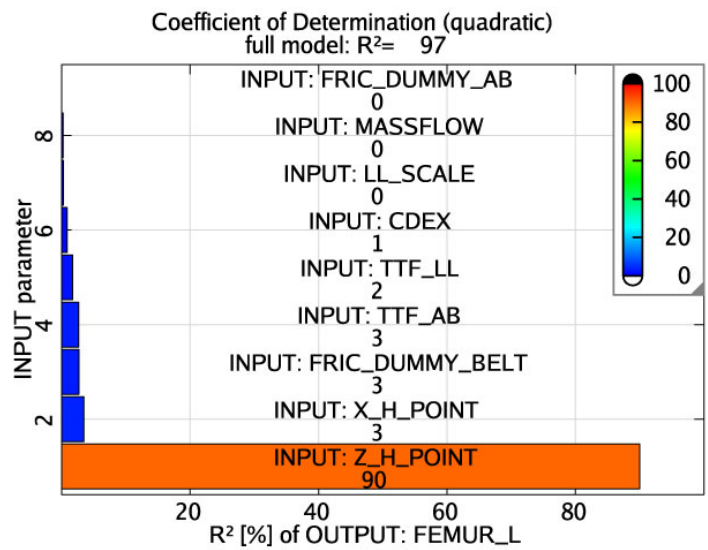


Abbildung 3: Bestimmtheitsmaße Oberschenkel Kraft links

Auch Tests auf quadratische Korrelationen, Ausreißer oder Clusterungen konnten keine weiteren Zusammenhänge aufzeigen. Weil bezüglich der Streuung des HIC36-Wertes ein großer Anteil der Streuung der Ergebnisgrößen nicht über aufgefundene Zusammenhänge zu streuenden Eingangsgrößen erklärt werden kann, wird hier ein signifikantes Maß an numerischem Rauschen vermutet. Es wurde deshalb das Referenzdesign für den Fahrer auf numerische Robustheit untersucht. Es wurden insgesamt 17 numerische Parameter, wie zum Beispiel Skalierungsfaktoren der Zeitschritte, der Kontakte oder „numerischer“ Dämpfungsfaktoren der Mehrkörper beziehungsweise finite Element Modellierung variiert und 22 Dummyergebnisgrößen in der Robustheitsbewertung untersucht.

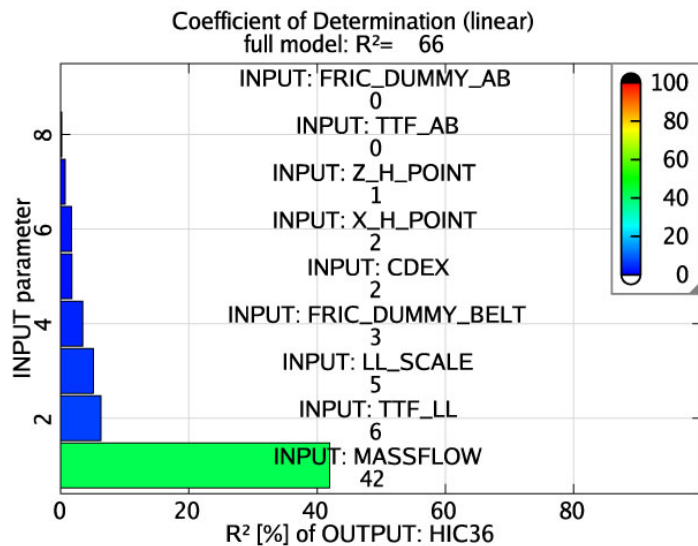


Abbildung 4: Bestimmtheitsmaß HIC36

Für die USNCAP Bewertung wurden aus dem Set der beobachteten Antwortgrößen die zwei Antwortgrößen (Thorax Beschleunigung 3ms, HIC36) bewertet. Entscheidendes Kriterium der numerischen Robustheit ist das Maß der Variation wichtiger Ergebnisgrößen gegenüber den zu erwartenden Streuungen einer physikalischen Robustheitsbewertung. Wie ein Plot im Sternbereich zeigt (Abbildung 5), konnten sehr große Variationen beobachtet werden, die ungefähr in der Größenordnung der Streuung infolge physikalischer Eingangsstreuungen für diesen Lastfall liegen. Weil diese Größenordnung numerischen Rauschens nicht akzeptabel ist, wurden die dafür verantwortlichen Eingangsgrößen identifiziert.

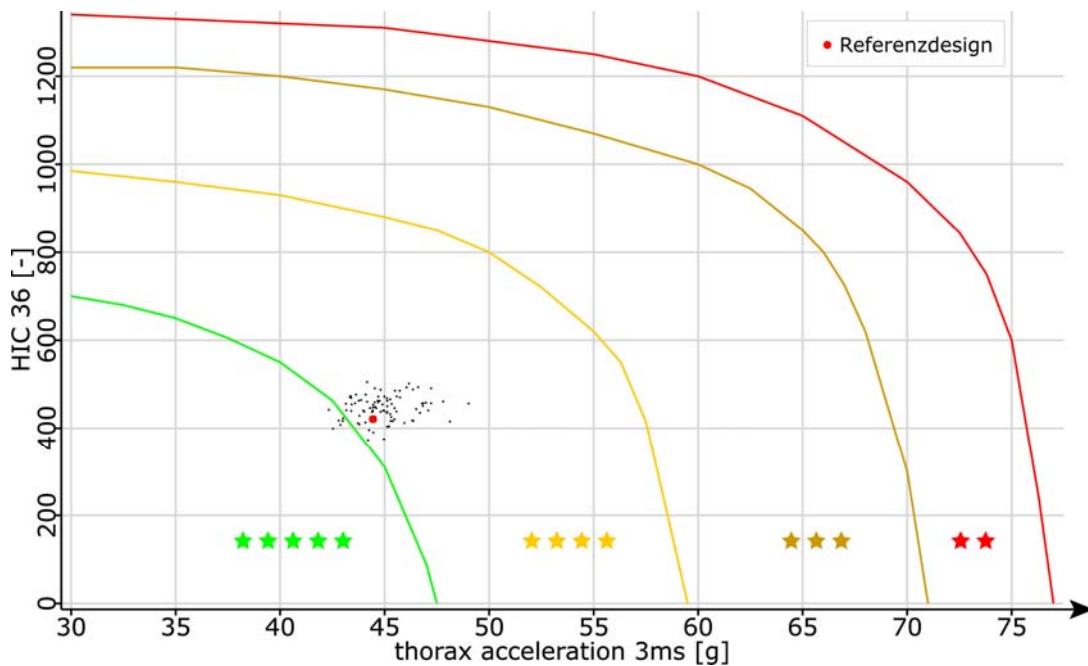


Abbildung 5: Visualisierung des numerischen Rauschens im Sterne Diagramm, USNCAP Rating

In der Matrix der linearen Korrelationen (Abbildung 6) ist deutlich zu erkennen, dass nur zur Variation des Mehrkörper-Simulationszeitschritt nennenswerte Korrelationen existieren, die bei einigen Ergebnisgrößen Korrelationskoeffizienten von 0.7 erreichen. Weiterhin konnten in den Anthill Plots Clusterungen identifiziert werden (Abbildung 7). Durch die Analyse „verdächtiger“ Ergebnissätze konnten Unzulänglichkeiten der Modellierung im Zusammenwirken von Airbag und Dummy erkannt und in der Folge eliminiert werden. Eine abschließende numerische Robustheitsbewertung ergab wesentlich geringere Streuungen infolge Variation numerischer Parameter (Abbildung 8), die gegenüber den Streuungen aus physikalischen Eingangsgrößen vernachlässigbar sind. Damit konnte die numerische Robustheit der verbesserten Modellierung nachgewiesen und die Voraussetzung für eine Optimierung der Rückhaltesysteme geschaffen werden. Zusammenfassend für diesen Lastfall



konnten Modellierungsfehler identifiziert und eliminiert werden und die abschließenden Robustheitsbewertungen zeigten ein akzeptables Maß an Streuung wichtiger Bewertungsgrößen.

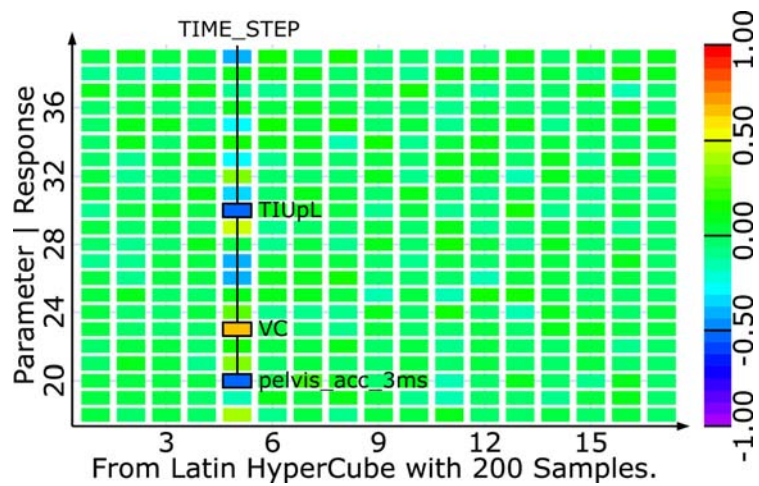


Abbildung 6: Lineare Korrelationsmatrix

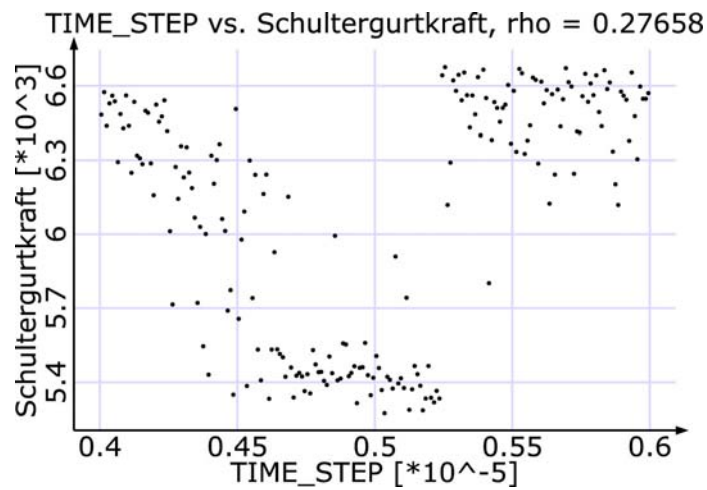


Abbildung 7: Visualisierung von Zusammenhängen zwischen der Variation des Mehrkörper-Zeitschritts und der Schultergurtkraft im Anthill-Plot

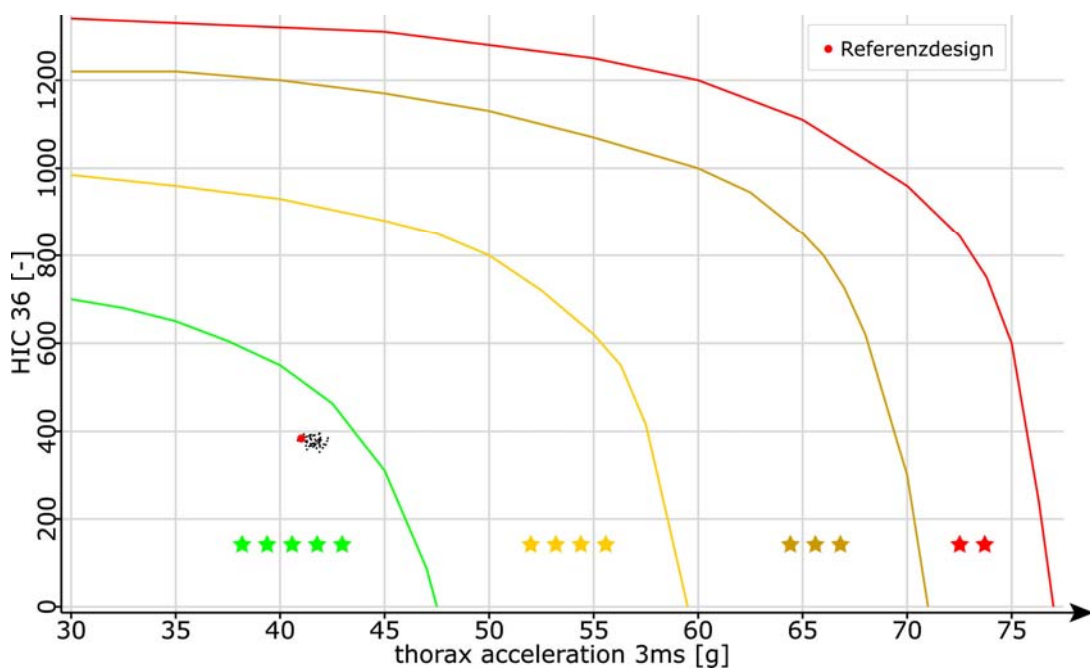


Abbildung 8: Visualisierung des numerischen Rauschens im Sterne Diagramm, USNCAP Rating

## 4 Anwendungsbeispiel Sensitivitätsstudien bei der virtuellen Werkzeugmaschinenauslegung

Der Beitrag der Sensitivitätsanalysen zur Validierung der numerischen Modelle und damit der Sicherung der Zuverlässigkeit der Prognosen der numerischen Modelle in der virtuellen Produktentwicklung wird am Beispiel der virtuellen Entwicklung einer Werkzeugmaschine diskutiert. Die Untersuchungen wurden im Rahmen eines vom BMBF geförderten Forschungsvorhaben (SimCAT [8]) durchgeführt. Zur Sensitivitätsanalyse wurde optiSLang zur CAE-Berechnung das finite Element Programm PERMAS verwendet.

### 4.1 Sensitivitätsanalyse der Auswirkungen von Material- und Bauteildämpfungen auf das dynamische Verhalten einer Drehmaschine [2]

Ein wesentliche Aspekt des Projekts SimCAT war die Fragestellung des Übergang von der bisher in der Werkzeugmaschinen-Berechnung vorherrschenden modalen Dämpfung auf lokalisierte Dämpferelemente, um das spezifische Verhalten von Koppellementen besser im Berechnungsmodell abbilden zu können. Zur Verifizierung des Maschinenverständnisses beziehungsweise von Erwartungshaltungen an das numerische Modell wurde eine Sensitivitätsanalyse bezüglich der Auswirkungen von Material- und Bauteildämpfungen auf das dynamische Verhalten einer Drehmaschine durchgeführt.

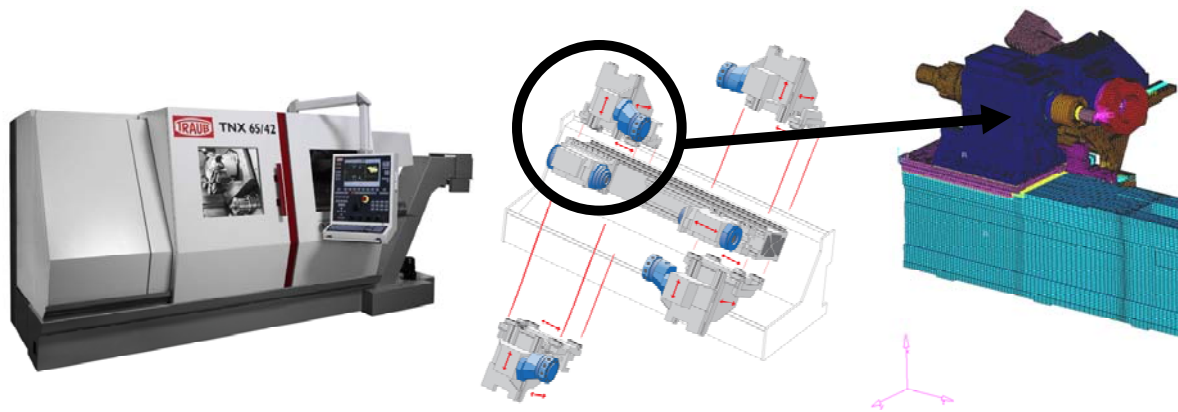


Abbildung 9: Drehfräszentrum Traub TNX65

Das Modell, bestehend aus Maschinenbett, Hauptspindeleinheit und eines XYZ-Werkzeugträgers wurde so parametrisiert, dass die Dämpfung ausschließlich über lokale Dämpfer beschrieben wird. Neben viskosen Dämpferelementen aller Lagerstellen und Führungen wurde auch die Strukturdämpfung für verschiedene massive Bauteile des Modells mit einbezogen, was zu insgesamt 104 Parametern, die die Dämpfung beschreiben, führte. Mit diesen Parametern wurde eine Sensitivitätsstudie durchgeführt. Die zulässigen Variationsbereiche der Parameter wurden auf 10% - 1000% des Startwertes festgelegt. Als Gütefunktionale wurden die unterschiedlichen Nachgiebigkeitsfrequenzgänge in alle Raumrichtungen herangezogen und mit dem Ergebnis eines Referenzlaufs mit modaler Dämpfung (der wiederum durch messtechnische Untersuchungen validiert war) abgeglichen.

Das Ergebnis dieser Studie zeigt, dass lediglich 9 der 104 Parameter einen wesentlichen Einfluss auf die dynamischen Nachgiebigkeiten zeigen. Darunter befinden sich neben der Strukturdämpfung einiger Baugruppen in der Hauptspindel auch lokale Dämpfungswerte an einzelnen Linearführungswagen der Werkzeugträgereinheit (Abbildung 10).

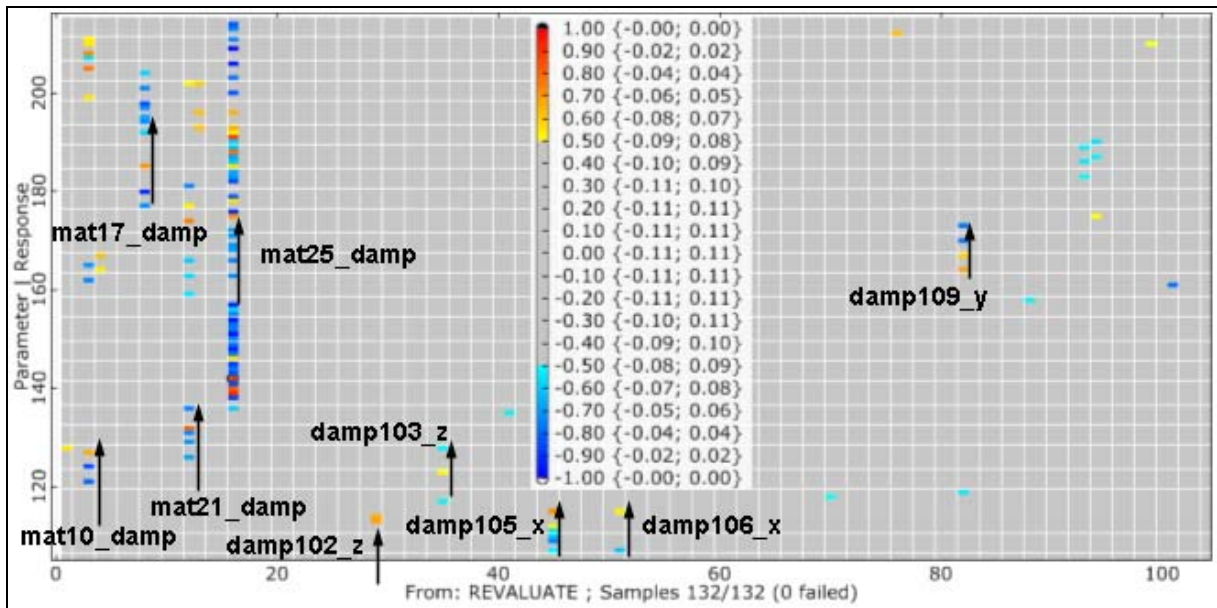


Abbildung 10: Korrelationsmatrix der Sensitivitätsstudie auf Bauteil- und Werkstoffdämpfungen (Korrelationen  $< \pm 0.5$  ausgeblendet)

Erfreulich war bei dem Ergebnis der Sensitivitätsanalyse, dass sogar für einzelne Schwingungsamplituden eine direkte Zuordnung des „hauptverantwortlichen“ Parameters gemacht werden konnte (Abbildung 11).

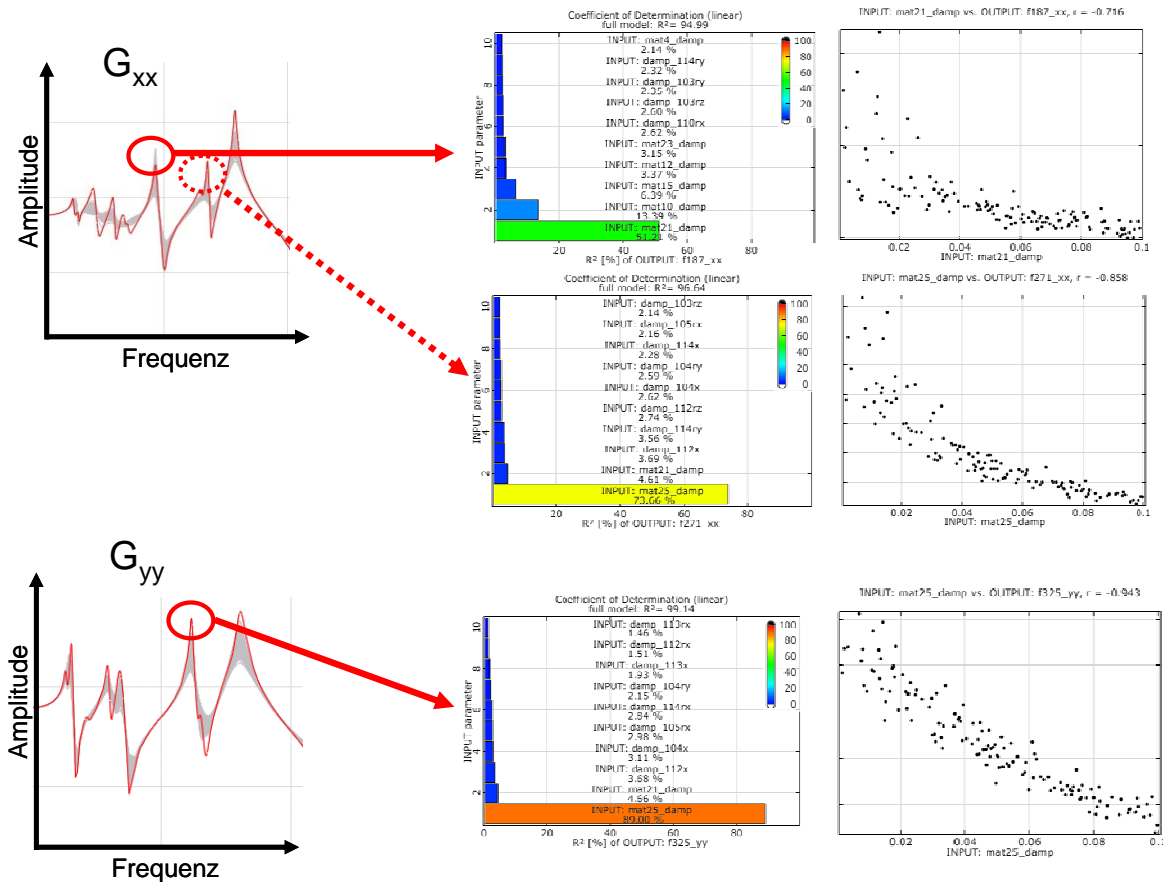


Abbildung 11: Zusammenhänge zwischen einzelnen Amplituden im NFG und Parametern, dargestellt an Bestimmtheitsmaßen

Damit konnte gezeigt werden, dass mittels Sensitivitätsstudien die wichtigsten Eingangsvariablen und deren Zusammenhänge mit wichtigen Ergebnisgrößen sicher identifiziert werden können. Gleichzeitig

wurde das Verhalten des numerischen Modells mit Erfahrungswerten und Messergebnisse abgeglichen. Wegen der geringen Anzahl sensitiver Parameter wird durch die Sensitivitätsstudie klar aufgezeigt, dass es prinzipiell möglich ist, Maschinen gezielt hinsichtlich optimaler dynamischer Nachgiebigkeiten zu konstruieren und an welchen Stellen eingegriffen werden muss.

## 5 Zusammenfassung

Es wird eine Methodik vorgestellt, wie mittels Variationsanalyse und folgender statistischer Auswertung die Zuverlässigkeit der Prognosen von Ergebnisgrößen untersucht werden kann beziehungsweise die numerischen Modelle an Erfahrungswerten oder Messergebnissen validiert werden können.

Am Beispiel einer Robustheitsbewertung eines passiven Sicherheitssystems wird gezeigt, wie numerische Unzulänglichkeiten der Modelle identifiziert werden können. In der Folge können die numerischen Modelle gezielt verbessert und damit die Prognosequalität der Ergebnisse erhöht werden.

Am Beispiel einer Sensitivitätsanalyse einer Werkzeugmaschine wird gezeigt, wie Variationsanalysen zur Identifikation der wichtigsten Zusammenhänge zwischen Optimierungsparametern und Performancegrößen verwendet werden. Die aufgefunden Zusammenhänge der numerischen Modelle bilden die Grundlage einer Validierung an Erfahrungswerten und Messergebnissen.

Entscheidender Vorteil der vorgestellten Methodik im Vergleich zu herkömmlichen Verfahren der Variationsanalyse ist die weitgehende Unabhängigkeit des numerischen Aufwandes von der Anzahl der zu betrachtenden potentiellen Eingangsvariablen. In beiden Anwendungen wird gezeigt, dass die für die Problemstellungen wichtigen Zusammenhänge zwischen Eingangs- und Ausgangsvariation sicher aus einer Vielzahl möglicher Ursachen identifiziert werden können.

## 6 Literatur

- [1] Will, J.; Bucher, C.: Robustness Analysis in Stochastic Structural Mechanics, Proceedings NAFEMS Seminar Use of Stochastics in FEM Analyses; May 2003, Wiesbaden
- [2] Broos, A.; Kehl, G.; Melchinger, A.; Röck, S.; Will, J.: OptiSLang in der Entwicklung von Werkzeugmaschinen, Proceedings Weimarer Optimierungs- und Stochastiktage 3.0, 2006, Weimar, Germany
- [3] Will, J.: The Calibration of Measurement and Simulation as Optimization Problem, Proceeding NAFEMS Seminar Virtual Testing – Simulationsverfahren als integrierter Baustein einer effizienten Produktentwicklung April 2006, Wiesbaden, Germany
- [4] optiSLang - the optimizing Structural Language, DYNARDO GmbH, Weimar, 2007, [www.dynardo.de](http://www.dynardo.de)
- [5] Will, J.; Bucher, C.: Statistische Maße für rechnerische Robustheitsbewertungen CAE-gestützter Berechnungsmodelle, Proceedings Weimarer Optimierungs- und Stochastiktage 3.0, 2006, Weimar, Germany
- [6] Will, J.; Baldauf, H.; Bucher, C.: Robustheitsbewertungen bei der virtuellen Auslegung passiver Sicherheitssystem und beim Strukturcrash, Proceedings Weimarer Optimierungs- und Stochastiktage 3.0, 2006, Weimar, Germany
- [7] Will, J.; Baldauf, H.: Integration rechnerischer Robustheitsbewertungen in die virtuelle Auslegung passiver Fahrzeugsicherheit bei der BMW AG, VDI-Berichte Nr. 1976, Berechnung und Simulation im Fahrzeugbau, 2006 Seite 851-873
- [8] <http://www.simcat.org>